

0 / 539609

PCT/JP2004/012629

日 本 国 特 許 庁  
JAPAN PATENT OFFICE

03.09.2004

17 JUN 2005

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日  
Date of Application: 2004年 7月 1日

出 願 番 号  
Application Number: 特願2004-195867  
[ST. 10/C]: [JP2004-195867]

出 願 人  
Applicant(s): 日本電信電話株式会社

REC'D 29 OCT 2004

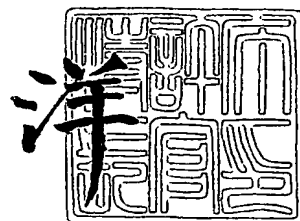
WIPO PCT

PRIORITY DOCUMENT  
SUBMITTED OR TRANSMITTED IN  
COMPLIANCE WITH  
RULE 17.1(a) OR (b)

2004年10月15日

特許庁長官  
Commissioner,  
Japan Patent Office

小 川



【書類名】 特許願  
【整理番号】 NTTH165270  
【提出日】 平成16年 7月 1日  
【あて先】 特許庁長官殿  
【国際特許分類】 H03M  
【発明者】  
    【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内  
    【氏名】 澤田 宏  
【発明者】  
    【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内  
    【氏名】 荒木 章子  
【発明者】  
    【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内  
    【氏名】 向井 良  
【発明者】  
    【住所又は居所】 東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内  
    【氏名】 牧野 昭二  
【特許出願人】  
    【識別番号】 000004226  
    【氏名又は名称】 日本電信電話株式会社  
【代理人】  
    【識別番号】 100066153  
    【弁理士】  
    【氏名又は名称】 草野 卓  
【選任した代理人】  
    【識別番号】 100100642  
    【弁理士】  
    【氏名又は名称】 稲垣 稔  
【手数料の表示】  
    【予納台帳番号】 002897  
    【納付金額】 16,000円  
【提出物件の目録】  
    【物件名】 特許請求の範囲 1  
    【物件名】 明細書 1  
    【物件名】 図面 1  
    【物件名】 要約書 1  
    【包括委任状番号】 9806848

## 【書類名】 特許請求の範囲

## 【請求項 1】

N (N ≥ 2) 個の信号源から発せられ、M 個のセンサで観測された観測信号を分離する信号分離方法であって、

上記観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$  を、周波数  $f$  ごとの時系列データ  $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$  に変換し、

観測信号ベクトル  $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$  を、周波数  $f$  ごと N 個ずつのクラスタ  $C_i(f)$  ( $i = 1, \dots, N$ ) にクラスタリングし、

上記各クラスタ  $C_i(f)$  の代表ベクトル  $a_i(f)$  を算出し、

N 個の上記代表ベクトル  $a_i(f)$  の中の 0 個以上の当該代表ベクトルを 0 ベクトルに置換した M 行 N 列の行列のムーア・ペンローズ型擬似逆行列である N 行 M 列の分離行列  $W(f, \tau)$  を算出し、

$Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$  の演算により、分離信号ベクトル  $Y(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$  を算出し、

分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$  を時間領域のデータ  $y_1(t), \dots, y_N(t)$  に変換する、

ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 2】

請求項 1 記載の信号分離方法であって、

$\min(M, N)$  個の上記代表ベクトル  $a_i(f)$  を選択し、

上記選択された  $\min(M, N)$  個の代表ベクトル  $a_i(f)$  と  $\max(N - M, 0)$  個の 0 ベクトルとを列とした行列  $A'(f, \tau)$  を生成し、

上記行列  $A'(f, \tau)$  のムーア・ペンローズ型擬似逆行列を上記分離行列  $W(f, \tau)$  として算出する、

ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 3】

請求項 1 記載の信号分離方法であって、

$N > M$  である場合、離散時間  $\tau$  ごとに、M 個の上記代表ベクトル  $a_i(f)$  を選択し、当該選択された M 個の代表ベクトル  $a_i(f)$  と  $N - M$  個の 0 ベクトルとを列とした行列  $A'(f, \tau)$  を生成し、当該行列  $A'(f, \tau)$  のムーア・ペンローズ型擬似逆行列を、時間依存の上記分離行列  $W(f, \tau)$  として算出し、

$N \leq M$  である場合、上記各クラスタ  $C_i(f)$  の N 個の代表ベクトル  $a_i(f)$  からなる行列のムーア・ペンローズ型擬似逆行列を、時不変の上記分離行列  $W(f, \tau)$  として算出する、

ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 4】

請求項 1 記載の信号分離方法であって、

上記クラスタリングは、

## 【数 1】

$$\text{sign}(X_j(f, \tau)) = \begin{cases} X_j(f, \tau) / |X_j(f, \tau)| & (|X_j(f, \tau)| \neq 0) \\ 0 & (|X_j(f, \tau)| = 0) \end{cases}$$

を算出し、

$$X(f, \tau) \leftarrow \begin{cases} X(f, \tau) / \text{sign}(X_j(f, \tau)) & (|X_j(f, \tau)| \neq 0) \\ X(f, \tau) & (|X_j(f, \tau)| = 0) \end{cases}$$

の正規化を行った後に行われる、

ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 5】

請求項 4 記載の信号分離方法であって、  
上記クラスタリングは、  
さらに、

## 【数 2】

$$X(f, \tau) \leftarrow \begin{cases} X(f, \tau) / \|X(f, \tau)\| & (\|X(f, \tau)\| \neq 0) \\ X(f, \tau) & (\|X(f, \tau)\| = 0) \end{cases}$$

(ただし、 $\|X(f, \tau)\|$  は  $X(f, \tau)$  のノルム)

の正規化を行った後に行われる、  
ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 6】

請求項 4 或いは 5 に記載の信号分離方法であって、  
上記クラスタリングは、  
上記正規化された 2 つの観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  間のコサイン距離を距離尺度として用いて行うクラスタリングである、  
ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 7】

請求項 5 記載の信号分離方法であって、  
上記クラスタリングは、  
上記正規化された 2 つの観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  間の差のノルムを距離尺度として用いて行うクラスタリングである、  
ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 8】

請求項 2 記載の信号分離方法であって、  
上記  $\min(M, N)$  個の代表ベクトル  $a_i(f)$  の選択は、  
残差ベクトル  $e$  を上記観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  で初期化した後、  
 $a_q(u)(f) / \|a_q(u)(f)\|$  と上記残差ベクトル  $e$  の内積の絶対値を最大化する代表ベクトル  $a_q(u)(f)$  を選択し、選択済みのすべての代表ベクトル  $a_q(u)(u=1, \dots, k)$  によって張られる部分空間を示す行列  $Q = [a_q(1)(f), \dots, a_q(k)(f)]$  を設定し、 $P = Q(Q^H Q)^{-1} Q^H$  を算出し、 $e = X(f, \tau) - P \cdot X(f, \tau)$  の演算結果によって上記残差ベクトル  $e$  を更新する、処理を  $\min(M, N)$  回繰り返すことにより行われる、  
ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 9】

請求項 1 記載の信号分離方法であって、  
上記選択される代表ベクトル  $a_i(f)$  は、  
当該選択前に、上記各分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$  と上記各信号源との対応が各周波数  $f$  において同一となるように添字  $i$  が付け替えられ、さらに、大きさが正規化されたベクトルである、  
ことを特徴とする信号分離方法。

## 【請求項 10】

$N(N \geq 2)$  個の信号源から発せられ、 $M$  個のセンサで観測された観測信号を分離する信号分離装置であって、  
上記観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$  を、周波数  $f$  ごとの時系列データ  $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$  に変換する周波数領域変換部と、  
観測信号ベクトル  $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$  を、周波数  $f$  ごと  $N$  個ずつのクラスタ  $C_i(f)$  にクラスタリングするクラスタリング部と、

上記各クラスタ  $C_i(f)$  の代表ベクトル  $a_i(f)$  を算出する代表ベクトル計算部と

N個の上記代表ベクトル  $a_i(f)$  の中の0個以上の当該代表ベクトルを0ベクトルに置換したM行N列の行列のムーア・ペンローズ型擬似逆行列であるN行M列の分離行列  $W(f, \tau)$  を算出する分離行列生成部と、

$Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$  の演算により、分離信号ベクトル  $Y(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$  を算出する分離信号生成部と、

分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$  を時間領域のデータ  $y_1(t), \dots, y_N(t)$  に変換する時間領域変換部と、

を有することを特徴とする信号分離装置。

【請求項11】

請求項10記載の信号分離装置としてコンピュータを機能させるための信号分離プログラム。

【請求項12】

請求項11記載の信号分離プログラムを格納したコンピュータ読取可能な記録媒体。

【書類名】明細書

【発明の名称】信号分離方法、信号分離装置、信号分離プログラム及び記録媒体

【技術分野】

【0001】

この発明は、信号処理の技術分野に属し、特に、複数の信号が空間内で混合されたものから、目的とする信号の成分のみを取り出す信号分離の技術に関する。

【背景技術】

【0002】

[ブラインド信号分離]

複数の源信号が混在した混合信号から、源信号を推定して分離する信号分離技術としてブラインド信号分離がある。

まず、このブラインド信号分離の定式化を行う。すべての信号はあるサンプリング周波数でサンプリングされ、離散的に表現されるものとする。また、N個の信号が混合されてM個のセンサで観測されたとする。以下では、信号の発生源からセンサまでの距離により信号が減衰・遅延し、また壁などにより信号が反射して残響が発生する状況を扱う。このような状況での混合は、源信号  $s_k(t)$  からセンサ  $x_j(t)$  へのインパルス応答  $h_{jk}(p)$  による畳み込み混合

【数3】

$$x_j(t) = \sum_k \sum_{p=0}^{\infty} h_{jk}(p) s_k(t-p) \quad \cdots(1)$$

となる。ここで  $t$  はサンプリング時刻を示している。

【0003】

一般的なインパルス応答  $h_{jk}(p)$  は、適当な時間経過後にパルス的な強い応答を持ち、時間と共に減衰していく。ブラインド信号分離の目的は、源信号  $s_1(t), \dots, s_N(t)$  やインパルス応答  $h_{11}(p), \dots, h_{1N}(p), \dots, h_{M1}(p), \dots, h_{MN}(p)$  を知らずに、観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$  のみから、個々の源信号を取り出した分離信号  $y_1(t), \dots, y_N(t)$  を求めることにある。ただし、源信号  $s_k$  が白色信号でなければ  $s_k$  そのものを取り出すことは一般には難しいため、現実的な解として  $s_i$  のみがあるセンサ  $j$  で観測したもの

【数4】

$$y_i(t) = \sum_{p=0}^{\infty} h_{ji}(p) s_i(t - \frac{L}{2} - p) \quad \cdots(2)$$

を  $i$  番目の分離信号として求める。ただし、 $L$  は観測信号から分離信号を求める際に用いられる分離フィルタのタップ数である。

【0004】

[スパース性]

また、源信号  $s_i(t)$  の性質としてスパース性を仮定することができる。スパース性とは、多くの時刻において信号の値が0又は0に近く、大きな値をとることは稀であるという性質である。例えば音声信号ではスパース性が確認される。さらに音声信号など白色でない信号は、短時間離散フーリエ変換を施して周波数ごとの時間系列とすることで、より0に近い時刻が増えてスパース性が強調される。なお、一般には信号のモデル化にガウス分布が用いられることが多いが、スパース性を持つ信号はガウス分布ではなくラプラス分布などでモデル化される。

【0005】

[周波数領域]

周波数領域において分離の操作を行う場合、センサ  $j$  での観測信号  $x_j(t)$  に  $L$  点の

短時間離散フーリエ変換を適用し、周波数ごとの時間系列

【数5】

$$X_j(f, \tau) = \sum_{p=-L/2}^{L/2-1} x_j(\tau+p) g(p) e^{-j2\pi fp} \quad \dots(3)$$

を求める。ここで  $f$  は周波数であり  $f = 0, f_s/L, \dots, f_s(L-1)/L$  と離散化されている ( $f_s$  はサンプリング周波数)。また、 $\tau$  は時間である。さらに  $g(p)$  は窓関数である。ハニング窓

【数6】

$$g(p) = \frac{1}{2} \left( 1 + \cos \frac{2\pi p}{L} \right)$$

などの  $g(0)$  にパワーの中心を持つ窓関数を用いることで、 $X_j(f, \tau)$  は時刻  $t = \tau$  を中心とする観測信号  $x_j(t)$  の周波数特性を表現する。 $X_j(f, \tau)$  は  $L$  サンプルにわたる情報を含んでいるため、すべての時刻  $\tau$  に対して  $X_j(f, \tau)$  を求める必要はなく、適当な間隔の時刻  $\tau$  ごとに  $X_j(f, \tau)$  を求める。

【0006】

畳み込み混合されたスパース性を持つ信号の分離には、以下の2つの理由により、周波数領域での操作が有効である。1つ目は、上述したように周波数領域では信号のスパース性が強調されるからである。2つ目は、式(1)で示される時間領域での畳み込み混合が、周波数領域では、

【数7】

$$X_j(f, \tau) = \sum_{k=1}^N H_{jk}(f) S_k(f, \tau) \quad \dots(4)$$

と各周波数での単純混合に近似表現できるからである。ここで、 $H_{jk}(f)$  は源信号  $s_k$  からセンサ  $x_j$  までの周波数応答であり、 $S_k(f, \tau)$  は式(3)と同様な式に従って源信号  $s_k(t)$  に短時間離散フーリエ変換を施したものである。式(4)を行列とベクトルを用いて表記すると、

【数8】

$$X(f, \tau) = \sum_{k=1}^N h_k(f) S_k(f, \tau) = H(f) S(f, \tau) \quad \dots(5)$$

となる。ここで、 $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$  は観測信号ベクトル、 $S(f, \tau) = [S_1(f, \tau), \dots, S_N(f, \tau)]^T$  は源信号ベクトル、 $h_k(f) = [H_{1k}(f), \dots, H_{Mk}(f)]^T$  は源信号  $k$  に関する混合ベクトル、 $H(f) = [h_1(f), \dots, h_N(f)]$  はそれらをまとめた混合行列である。なお、 $[*]^T$  は  $[*]$  の転置行列を示す。

【0007】

【独立成分分析による信号分離】

また、畳み込み混合されたスパース性を持つ信号の周波数領域での分解には、独立成分分析(ICA: Independent Component Analysis)を用いるのが一般的である。ICAでは観測信号ベクトル  $x(f, \tau)$  のみから、 $N$  行  $M$  列の分離行列  $W(f)$  及び分離信号ベクトル  $y(f, \tau) = W(f) x(f, \tau)$  を算出する。ここで分離行列  $W(f)$  は、分離信号ベクトル  $y(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$  の各要素  $Y_1, \dots, Y_N$  が互いに独立になるように算出される。そのためのアルゴリズムは、非特許文献1に記載されているものなど、様々なものが紹介されている。なお、ICAは、セン

サの数が十分 ( $M \geq N$ ) である条件で定式化されているため、 $M \geq N$  の条件では有効に働くが、センサの数が不十分 ( $M < N$ ) である条件では有効に働かない。

#### 【0008】

ICAでは信号の独立性に着目して分離を行うため、得られる分離信号  $Y_1, \dots, Y_N$  には、順序の任意性と、大きさ (符号を含む) の任意性とがある。それらの順序が入れ替わっても、各要素にあるスカラ値を掛けても、独立性が保たれるからである。これらの任意性は、分離行列  $W$  の行の順序と各行  $W_i$  の大きさの任意性に相当する。

まず、順序の任意性は、同じ源信号  $s_i(t)$  に対応する分離信号成分が、すべての周波数で同じ添字をもつ  $Y_i(f, \tau)$  になるように分離行列  $W$  の行を並び替えて解決する。この順序の任意性の問題は、パーミュテーション (permutation) の問題と呼ばれ、周波数領域での信号分離において非常に重要な問題である。このパーミュテーションの問題の解決方法には様々なものが提案されているが、例えば、非特許文献2では、以下の2種類の情報を利用してこの問題を解決している。1つ目の情報は、信号源の到来方向などの位置情報である。この情報は、分離行列のムーア・ペンローズ (Moore-Penrose) 型擬似逆行列  $W^+$  ( $M=N$  の場合は逆行列  $W^{-1}$  に一致) の各列から得られる。2つ目の情報は、分離信号成分の絶対値  $|Y_i(f, \tau)|$  の周波数間での相関である。そして、結果的に、右から掛かる行列の行を入れ換えるパーミュテーション行列  $P(f)$  が周波数ごとに算出され、 $W(f) \leftarrow P(f) W(f)$  として順序の任意性を解消する。

#### 【0009】

また、大きさの任意性は、前述の式(2)を周波数領域での表現に近似したもの

$$Y_i(f, \tau) = H_{ji}(f) S_i(f, \tau) \quad \dots(6)$$

に従って解決する。ここでセンサ  $j$  は、添字  $i$  ごとに異なっても構わないが、同じ  $i$  に対しては、すべての周波数  $f$  において同じセンサ  $j$  を用いる必要がある。これは、分離信号成分を時間領域に戻した際に式(2)を正しく実現するためである。上式(6)を満たすためには、分離行列のムーア・ペンローズ型擬似逆行列  $W^+$  ( $M=N$  の場合は逆行列  $W^{-1}$  に一致) を計算し、各行  $w_i$  について

$$w_i \leftarrow [W^+]_{ji} w_i \quad \dots(7)$$

とする。

#### 【0010】

[時間領域への変換]

以上の手順を経て分離信号  $Y(f, \tau) = W(f) X(f, \tau)$  が算出され、最後に、各周波数で算出した分離信号  $Y_i(f, \tau)$  に短時間離散逆フーリエ変換を施すことで時間領域での分離信号  $y_i(t)$  を得る。

【非特許文献1】 A. Hyvarinen and J. Karhunen and E. Oja, "Independent Component Analysis," John Wiley & Sons, 2001, ISBN 0-471-40540

【非特許文献2】 H. Sawada, R. Mukai, S. Araki and S. Makino, "A Robust and Precise Method for Solving the Permutation Problem of Frequency-Domain Blind Source Separation", in Proc. the 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA 2003), 2003, pp. 505-510

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

#### 【0011】

しかし、ICAによる方法は、センサの数  $M$  が十分 ( $M \geq N$ ) であれば高い分離性能を達成するが、センサの数が不十分 ( $M < N$ ) な場合には、分離がうまく達成できないという問題点がある。

この発明はこのような点に鑑みてなされたものであり、センサの数が不十分 ( $M < N$ ) な状況においても信号分離を行うことが可能な技術を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

#### 【0012】

本発明では、上記課題を解決するために、まず、観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$



) ( $M$ はセンサの数)を、周波数 $f$ ごとの時系列データ $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$ に変換する。そして、その観測信号ベクトル $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$ を、周波数 $f$ ごと $N$ 個( $N$ は信号減の数)ずつのクラスタ $C_i(f)$  ( $i=1, \dots, N$ )にクラスタリングし、得られた $N$ 個のクラスタ $C_i(f)$ の代表ベクトル $a_i(f)$ を算出する。なお、源信号がスパースであれば、たとえセンサの数が不十分( $N > M$ )の状況でも、 $N$ 個のクラスタ $C_i(f)$ にクラスタリングでき、それら $N$ 個の代表ベクトル $a_i(f)$ を算出することも可能である。

#### 【0013】

その後、 $N$ 個の上記代表ベクトル $a_i(f)$ の中の $0$ 個以上の当該代表ベクトルを $0$ ベクトルに置換した $M$ 行 $N$ 列の行列のムーア・ペンローズ(Moore-Penrose)型擬似逆行列( $A'^+ (f) : N=M$ の場合は逆行列 $A^{-1}(f)$ に一致)である $N$ 行 $M$ 列の分離行列 $W(f, \tau)$ を算出する。また、ここで生成される分離行列 $W(f, \tau)$ は、センサの数が不十分( $N > M$ )である場合には時間依存の行列となり、センサの数が十分( $N \leq M$ )である場合には時不変の行列となる。

そして、 $Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$ の演算により、分離信号ベクトル $Y(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$ を算出し、分離信号 $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ を時間領域のデータ $y_1(t), \dots, y_N(t)$ に変換する。

#### 【0014】

ここで、源信号のスパース性により、たとえ信号源の数 $N$ がセンサの数 $M$ よりも多い( $N > M$ )場合であっても、離散時間 $\tau$ ごとに見れば、観測結果に影響を及ぼす値をとる信号源の数は $M$ 個以下である可能性が高い。そのため、離散時間 $\tau$ ごとに見れば、上述のように生成された分離行列 $W(f)$ によって、これら $M$ 個以下の信号を分離することは可能である。そして、 $N > M$ である場合、分離行列 $W(f)$ は時間依存となるのだから、離散時間 $\tau$ が相違すれば、得られる分離信号の組合せも相違しうる。そのため、複数の離散時間 $\tau$ について分離信号を求めていくことにより、すべての分離信号を得ることもできる。

#### 【発明の効果】

#### 【0015】

以上のように、この発明では、センサの数が不十分( $M < N$ )な状況においても信号分離を行うことができる。

#### 【発明を実施するための最良の形態】

#### 【0016】

以下、この発明の実施の形態を図面を参照して説明する。

#### <構成>

図1は、本形態におけるブランド信号分離装置1の構成を例示したブロック図である。まず、この図を用いて、本形態の構成について説明する。

図1に例示するように、この例のブランド信号分離装置1は、周波数領域変換部11、混合行列推定部12、パーミュテーション問題解決部13、スケーリング問題解決部14、メモリ15、列選択部16、行列生成部17、分離行列生成部18、分離信号生成部19、時間領域変換部20及び制御部21を有している。また、この例の混合行列推定部12は、クラスタリング部12a、代表ベクトル計算部12b及びベクトル統合部12cを有している。なお、この例のブランド信号分離装置1は、公知のコンピュータに所定のプログラム(信号分離プログラム)を実行させることにより構築され、制御部21の制御のもと以下の各処理を実行する。

#### 【0017】

#### <処理>

図2は、本形態における信号分離装置1の処理の全体を説明するためのフローチャートである。以下、図1及び図2を用いて、信号分離装置1の処理を説明していく。なお、以下では $N$  ( $N \geq 2$ )個の信号源から発せられた信号が混合され、 $M$ 個のセンサで観測された場合について説明する。

# 【処理の全体】

M個のセンサで観測された観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$  ( $t$ は時間)は、周波数領域変換部11に入力される(図1)。周波数領域変換部11は、これらの観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$ を、短時間離散フーリエ変換等により、周波数  $f$  ごとの時系列データ  $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$  ( $\tau$ は離散時間)に変換する(ステップS1)。周波数  $f$  ごとの時系列データ  $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$ は、混合行列推定部12のクラスタリング部12a、列選択部16及び分離信号生成部19に送られ、クラスタリング部12aは、これらによって構成される観測信号ベクトル  $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$ を、周波数  $f$  ごと  $N$ 個ずつのクラスタ  $C_i(f)$  ( $i=1, \dots, N$ )にクラスタリングする(ステップS2)。各クラスタ  $C_i(f)$ は、代表ベクトル計算部12bに送られ、代表ベクトル計算部12bは、各クラスタ  $C_i(f)$ の代表ベクトル  $a_i(f)$ を算出する(ステップS3)。各代表ベクトル  $a_i(f)$ は、ベクトル統合部12cに送られ、ベクトル統合部12cは、各代表ベクトル  $a_i(f)$ を列とする推定混合行列  $A(f) = [a_1(f), \dots, a_N(f)]$ を生成し(ステップS4)、生成した推定混合行列  $A(f)$ をパーミュテーション問題解決部13に送る。

## 【0018】

パーミュテーション問題解決部13は、推定混合行列  $A(f)$ の列を並び替えてパーミュテーション問題を解決する(ステップS5)。なお、この処理には、後述する分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ をフィードバックして用いることも可能であり、その場合、より正確にパーミュテーション問題を解決できる。

次に、スケーリング問題解決部14において推定混合行列  $A(f)$ の列を正規化してスケーリング問題を解決した後(ステップS6)、この推定混合行列  $A(f)$ を用いて、分離行列生成部18が分離行列  $W(f, \tau)$ を生成する(ステップS7)。生成された分離行列  $W(f, \tau)$ は、分離信号生成部19に送られ、分離信号生成部19は、 $Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$ の演算により、分離信号ベクトル  $Y(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$ を算出する(ステップS8)。算出された分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ は、パーミュテーション問題解決部13にフィードバックされる他、時間領域変換部20にも送られる。そして、時間領域変換部20は、分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ を、添字  $i$  ごとの短時間逆フーリエ変換等により時間領域のデータ  $y_1(t), \dots, y_N(t)$ に変換し(ステップS9)、時間領域での分離信号  $y_i(t)$ が得られる。

## 【0019】

### 【混合行列推定部12での処理の詳細】

次に、混合行列推定部12での処理の詳細について説明する。なお、以下の処理は、各周波数ごとに適用されるものである。

まず、クラスタリング部12aは、周波数領域変換部11から送られたすべてのセンサの観測信号成分  $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$ をまとめ、これらを観測信号ベクトル  $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$ とベクトル表記する。そして、クラスタリング部12aは、クラスタリングによって信号源と等しい数  $N$ 個のクラスタ  $C_i(f)$ を生成する(ステップS2)。

## 【0020】

ここでクラスタとは、観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$ の集合であり、離散時間  $\tau$ の集合  $T_i$ を用いて  $C_i(f) = \{X(f, \tau) \mid \tau \in T_i\}$ と表記する。また、クラスタリングの目的は、同じ信号源が支配的である(主な成分を持つ)サンプル(観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$ )を同じクラスタに分類することである。なお、得られる  $N$ 個のクラスタ  $C_1(f), \dots, C_N(f)$ は、必ずしも、互いに素( $C_i(f) \cap C_j(f)$ が空集合,  $i \neq j$ )である必要はなく、またクラスタに属さない要素

【数 9】

$$X(f, \tau) \in \bigcup_{i=0}^N C_i$$

が存在してもよい。

次に、代表ベクトル計算部 12b は、各クラス  $C_i(f)$  に属するサンプル  $X(f, \tau)$  の平均値

【数 10】

$$a_i(f) = \sum_{X(f, \tau)} X(f, \tau) / |C_i(f)|$$

を各信号源に関する代表ベクトル  $a_i(f)$  として算出する（ステップ S3）。或いは、各クラス  $C_i(f)$  に属するサンプル  $X(f, \tau)$  を適度に量子化し、最頻値を求めてこれを代表ベクトル  $a_i(f)$  としてもよい。

【0021】

最後に、ベクトル統合部 12c で N 個の代表ベクトル  $a_i(f)$  をまとめて、混合行列  $H(f) = [h_1(f), \dots, h_N(f)]$  の推定行列である推定混合行列  $A(f) = [a_1(f), \dots, a_N(f)]$  を生成して出力する（ステップ S4）。なお、推定混合行列  $A(f)$  は、各ベクトルの順序に関する任意性（パーミュテーションの任意性）と、各ベクトルの大きさの任意性（スケーリングの任意性）を含んでいる。すなわち、代表ベクトル  $a_i(f)$  は、 $h_{\Pi(i)}(f)$  に任意の複素数を掛けたものとして推定される。ここで、 $\Pi$  は、パーミュテーションの任意性を表現する順列である。

【0022】

【クラスタリング部 12a での処理の詳細】

次にクラスタリング部 12a の処理をさらに詳細に説明する。

この例のクラスタリング部 12a は、クラスタリングを適切に実行できるように、すなわち同じ信号源が支配的であるサンプル（観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$ ）が同じクラスに分類されるように、各サンプルの正規化を行ってからクラスタリングを行う。

具体的には、この例のクラスタリング部 12a は、

【数 11】

$$\text{sign}(X_j(f, \tau)) = \begin{cases} X_j(f, \tau) / |X_j(f, \tau)| & (|X_j(f, \tau)| \neq 0) \\ 0 & (|X_j(f, \tau)| = 0) \end{cases} \quad \dots(8)$$

を算出し、

$$X(f, \tau) \leftarrow \begin{cases} X(f, \tau) / \text{sign}(X_j(f, \tau)) & (|X_j(f, \tau)| \neq 0) \\ X(f, \tau) & (|X_j(f, \tau)| = 0) \end{cases} \quad \dots(9)$$

の正規化を行った後にクラスタリングを行う。

【0023】

また、さらに必要であれば、この例のクラスタリング部 12a は、さらに、

【数 1 2】

$$X(f, \tau) \leftarrow \begin{cases} X(f, \tau) / \|X(f, \tau)\| & (\|X(f, \tau)\| \neq 0) \\ X(f, \tau) & (\|X(f, \tau)\| = 0) \end{cases} \quad \dots(10)$$

の正規化を行った後にクラスタリングを行う。ただし、ベクトルの長さ  $\|X(f, \tau)\|$  は  $X(f, \tau)$  のノルムであり、具体的には、例えば、

$$L_k(X(f, \tau)) = \left( \sum_{j=1}^M |X_j|^k(f, \tau) \right)^{1/k} \quad \dots(11)$$

で定義される  $L_2$  ノルム  $\|X(f, \tau)\| = L_2(X(f, \tau))$  を用いる。

また、クラスタリングの方法としては、例えば、階層的クラスタリングや  $k$ -means クラスタリング等の多くの教科書で説明されている方法を用いる（例えば、「尾上守夫 監訳 “パターン識別”，新技術コミュニケーションズ，ISBN 4-915851-24-9，第 10 章」等参照。）。なお、いずれのクラスタリング方法も、2 つのサンプル  $X(f, \tau)$  と  $X'(f, \tau)$  の距離が定義され、それに従ってサンプル間の近さが測られ、なるべく距離の近いサンプル同士が同じクラスに含まれるようにクラスタリングするものである。

【0 0 2 4】

例えば、上述の式 (9) のみによってサンプルが正規化された場合、クラスタリング部 1 2 a は、正規化された 2 つの観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  間のコサイン距離を距離尺度として用いてクラスタリングを行う。なお、2 つのサンプル  $X(f, \tau)$  と  $X'(f, \tau)$  のコサイン距離は、

$$1 - X^H(f, \tau) \cdot X'(f, \tau) / (\|X(f, \tau)\| \cdot \|X'(f, \tau)\|) \quad \dots(12)$$

によって定義される。

【0 0 2 5】

また、上述の式 (9) と式 (10) によってサンプルが正規化された場合、クラスタリング部 1 2 a は、正規化された 2 つの観測信号ベクトル間の差  $(X(f, \tau) - X'(f, \tau))$  の  $L_2$  ノルム  $\|X(f, \tau) - X'(f, \tau)\| = L_2(X(f, \tau) - X'(f, \tau))$  や、任意の  $k$  による  $L_k$  ノルム、或いはコサイン距離 (式 (12)) を距離尺度として用いてクラスタリングを行う。

以上の操作により、各クラス  $C_i$  の代表ベクトル  $a_i(f)$  が混合ベクトル  $h_k(f)$  の推定 (大きさの任意性を含む) となる理由を説明する。

【0 0 2 6】

クラス  $C_i$  には、ある源信号  $S_k$  のみが支配的で他の源信号は 0 に近いような観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  が集められている。この状況は、前述の式 (5) において、

$$X(f, \tau) = h_k(f) S_k(f, \tau) \quad \dots(13)$$

と近似できる。

そしてこの関係と式 (9) の正規化により、

$$X \leftarrow X / \text{sign}(X_j) = h_k S_k / \text{sign}(H_{jk} S_k) = \text{sign}^*(H_{jk}) |S_k| h_k \quad \dots(14)$$

となる。なおここでは、 $\text{sign}(H_{jk} S_k) = \text{sign}(H_{jk}) \text{sign}(S_k)$ ， $1 / \text{sign}(H_{jk}) = \text{sign}^*(H_{jk})$  ( $\cdot^*$  は複素数の共役をとる操作)，及び  $S_k / \text{sign}(S_k) = |S_k|$  なる関係を用いた。また、これらの記載において  $f, \tau$  は省略してある。

【0 0 2 7】

また、式 (10) の正規化と式 (13) により、

$$X \leftarrow X / \|X\| = \text{sign}^* (H_{jk}) |S_k| h_k / (|S_k| \cdot \|h_k\|) = \text{sign}^* (H_{jk}) h_k (f) / \|h_k\| \dots (15)$$

となる。なおここでは、 $\|\text{sign}^* (H_{jk}) |S_k| h_k\| = |S_k| \cdot \|h_k\|$ なる関係を用いた。また、これらの記載においても  $f, \tau$  は省略してある。

ここで、式(14)により、式(9)によって正規化された観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  は、混合ベクトル  $h_k(f)$  を  $\text{sign}^* (H_{jk}(f))$  倍したベクトルの直線上に集まることがわかる。そして、直線上のどこに乗るかは、信号源の大きさ  $|S_k(f, \tau)|$  による。また、式(15)により、式(10)によって正規化された観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  は、複素空間での1点  $\text{sign}^* (H_{jk}(f)) h_k(f) / \|h_k(f)\|$  に集まることがわかる。これらは、正規化された観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  の平均として算出した代表ベクトル  $a_i(f)$  が、大きさの任意性を含む混合ベクトル  $h_k(f)$  の推定となっていることを示している。

#### 【0028】

[パーミュテーション問題解決部13での処理の詳細]

次に、パーミュテーション問題解決部13での処理の詳細について説明する。

パーミュテーション問題解決部13では、各周波数  $f$  で算出された推定混合行列  $A(f)$  の列の並べ替えを行い、同じ信号源  $s_k(t)$  に関する代表ベクトル  $a_i(f)$  がすべての周波数  $f$  で同じになるようにする(ステップS5)。すなわち、各分離信号  $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$  と各信号源との対応が各周波数  $f$  において同一となるように添字  $i$  を付け替える。そのために、例えば、従来の技術と同様、非特許文献2の手順に基づいて2種類の情報を用いる。

#### 【0029】

1つ目の情報は、信号源の到来方向などの位置情報である。従来のICAを用いた方法では、分離行列  $W$  をICAにより求めて、そのムーア・ペンローズ(Moore-Penrose)型擬似逆行列  $W^+$  ( $M=N$  の場合は逆行列  $W^{-1}$  に一致) から位置情報を得ていた。ここで、このムーア・ペンローズ型擬似逆行列  $W^+$  は、混合行列の推定  $A(f)$  とみなせる。そのため、本形態では従来のICAを用いた方法とは異なり、推定混合行列  $A(f)$  そのものをムーア・ペンローズ型擬似逆行列  $W^+$  とみなし、その各列から直接位置情報を得ることができる。具体的には、例えば、

#### 【数13】

$$\theta_i = \cos^{-1} \frac{\text{angle}(A_{ji}(f)/A_{ji}(f))}{2\pi f c^{-1} \|d_j - d_j\|} \dots (16)$$

によって位置情報を得ることができる。ここで、 $\theta_i$  は、センサ  $j$  とセンサ  $j'$  とを結ぶ直線と、センサ  $j$  とセンサ  $j'$  との中心点と信号源  $i$  を結ぶ直線とのなす角度である。また、 $d_j$  はセンサ  $j$  の位置を示すベクトルである。そして、例えば、各添字  $i$  と  $\theta_i$  との対応が各周波数  $f$  において同一となるように推定混合行列  $A(f)$  の列の並び替えを行い、パーミュテーション問題の解決を図る。

#### 【0030】

2つ目の情報は、従来のICAを用いた方法と同様、分離信号成分の絶対値  $|Y_i(f, \tau)|$  の周波数間での相関である。すなわち、例えば、異なる周波数  $f_1$  と  $f_2$  において、同じ添字  $i$  に対する分離信号成分の絶対値の相関

## 【数14】

$$\text{cor}(v_i^{f1}, v_i^{f2}) = \frac{\langle v_i^{f1}(\tau) \cdot v_i^{f2}(\tau) \rangle_\tau}{\sqrt{\langle v_i^{f1}(\tau) \rangle_\tau} \cdot \sqrt{\langle v_i^{f2}(\tau) \rangle_\tau}} \quad \dots (17)$$

(ただし、 $v_i^f(\tau) = |Y_i(f, \tau)| - \langle |Y_i(f, \tau)| \rangle_\tau$ 、 $\langle \cdot \rangle_\tau$  は時間  $\tau$  に関する「 $\cdot$ 」の平均値を示す。)

が最大化されるように推定混合行列  $A(f)$  の列の並び替えを行い、パーミュテーション問題の解決を図る。

なお、これらの処理に使用する分離信号は、分離信号生成部19の出力  $Y_1(f, \tau)$ , ...,  $Y_N(f, \tau)$  をフィードバックすることで得られる。

## 【0031】

[スケーリング問題解決部14での処理の詳細]

次に、スケーリング問題解決部14での処理の詳細を説明する。

パーミュテーション問題解決部13から推定混合行列  $A(f)$  を受け取ったスケーリング問題解決部14は、各列の大きさの任意性を前述の式(6)に従って解決するために、まず推定混合行列  $A(f)$  の各列(代表ベクトル)  $a_i(f)$  に対し、正規化

$$a_i(f) \leftarrow a_i(f) / a_{ji}(f)$$

を行う(ステップS6)。なお、 $a_{ji}$  は、代表ベクトル  $a_i(f)$  の  $j$  行目の要素である。また、 $j$  は各代表ベクトル  $a_i(f)$  ごとに違うものを選んでよいが、前述の式(2)を正しく実現するため、同じ  $i$  に対してはすべての各周波数  $f$  において同じ  $j$  を用いる必要がある。

## 【0032】

[分離信号生成処理の詳細]

次に、分離信号生成処理の詳細について説明する。

本形態の場合、センサの数が信号源の数に対して十分であるか否かによって分離信号の生成手順が異なる。

まず、センサの数が十分な場合 ( $M \geq N$ ) は、簡単に分離信号を生成できる。すなわち、分離行列生成部18がスケーリング問題解決部14から推定混合行列  $A(f)$  を受け取り、そのムーア・ペンローズ型擬似逆行列  $A(f)^+$  ( $M=N$  の場合は逆行列  $A(f)^{-1}$  に一致) を分離行列  $W(f)$  として生成する(ステップS7)。生成された分離行列  $W(f)$  は、分離信号生成部19に送られ、分離信号生成部19は、この分離行列  $W(f)$  と、周波数領域変換部11から受け取った観測信号ベクトル  $X(f)$  とを用い、 $Y(f) = W(f)X(f, \tau)$  として分離信号成分  $Y_1(f, \tau)$ , ...,  $Y_N(f, \tau)$  を生成する(ステップS8)。

## 【0033】

一方、センサの数が不十分な場合 ( $M < N$ ) は、推定混合行列  $A(f)$  と観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  とに対し、分離信号  $Y(f, \tau)$  は一意には定まらない。

## 【数15】

$$X(f, \tau) = A(f)Y(f, \tau) = \sum_{i=1}^N a_i(f) Y_i(f, \tau) \quad \dots (18)$$

を満たす  $Y(f, \tau)$  が無数に存在するからである。源信号がスパース性を持つことに着目すると、無数の解のうち  $L_1$  ノルム:

## 【数16】

$$L_1(Y(f, \tau)) = \sum_{i=1}^N |Y_i(f, \tau)| \quad \dots (19)$$

を最小にする解  $Y(f, \tau)$  が最も正確な分離信号成分となることが知られている(甘利俊一, 「総論——人と機械はどのように見分け、聞き分けるのか——」, 電子情報通信学

会誌, VOL. 87, No. 3, pp. 167, 2004年3月)。このような最小化基準で分離を行う場合は、分離のための行列 $W(f, \tau)$ が時変となり、分離行列生成部18は、時間 $\tau$ ごとに観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ と推定混合行列 $A(f)$ とから時間依存の分離行列 $W(f, \tau)$ を算出し(ステップS7)、分離信号生成部19が、 $Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$ として分離信号成分 $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ を計算する(ステップS8)。

#### 【0034】

しかし、 $L_1(Y(f, \tau))$ の最小化を厳密に行うのは計算量が大きいため、本形態では近似解法を用いて分離行列 $W(f, \tau)$ の生成を行う。この解法は、観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ (或いはある時点での残差ベクトル $e$ )に最も方向が近い推定混合行列 $A(f)$ の列(代表ベクトル) $a_i(f)$ を順次選択していき、それらが $M$ 個選択されるまで繰り返すというものである。

図3は、本形態の近似解法を説明するためのフローチャートである。以下、このフローチャートに沿って近似解法を用いて分離行列 $W(f, \tau)$ を算出する処理を説明する。

#### 【0035】

まず、列選択部16が、スケーリング問題解決部14から推定混合行列 $A(f)$ を受け取り、周波数領域変換部11から観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ を受け取り(ステップS11)、残差ベクトル $e$ を観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ で初期化し、変数 $k$ に1を代入し(ステップS12)、これらの情報はメモリ15に格納する。

次に、列選択部16は、メモリ15内の変数 $k$ を参照し、 $k \leq M$ であるか否かを判断する(ステップS13)。ここで、 $k \leq M$ である場合、列選択部16は、

$$q(k) = \arg \max_i |a_i(f)^H \cdot e| / \|a_i(f)\| \quad \dots (20)$$

となる $q(k)$ を選択し、その選択結果をメモリ15に格納する(ステップS14)。ここで、式(20)は、長さが正規化された列 $|a_i(f)^H \cdot e| / \|a_i(f)\|$ と残差ベクトル $e$ の内積の絶対値を最大化するもの、すなわち残差ベクトル $e$ に最も方向が近い代表ベクトル $a_i(f)$ を選択する演算を示している。最も残差ベクトル $e$ に方向が近い代表ベクトル $a_i(f)$ を選択する理由は、次の繰り返しでの残差ベクトル $e$ がより小さくなり、最終的に $Y(f, \tau)$ の $L_1$ ノルムが小さくなると期待できるからである。すなわち、残差ベクトルが小さい場合、それに対して選択された $a_i(f)$ に対応する式(18)の $Y_i(f, \tau)$ も小さくなると期待できる。そして、各 $Y_i(f, \tau)$ が小さくなることにより、式(19)で定義される $L_1$ ノルムも小さくなると期待できるからである。

#### 【0036】

次に、列選択部16は、メモリ15に格納されている選択済みのすべての代表ベクトル $a_{q(1)}(f), \dots, a_{q(k)}(f)$ によって張られる部分空間を示す行列 $Q = [a_{q(1)}(f), \dots, a_{q(k)}(f)]$ を設定し(ステップS15)、 $P = Q(Q^H Q)^{-1} Q^H$ を算出する(ステップS16)。そして、列選択部16は、

$$e = X(f, \tau) - P \cdot X(f, \tau)$$

の演算によって残差ベクトル $e$ を更新する(ステップS17)。

ここで、 $P \cdot X(f, \tau)$ は、観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ を部分空間 $Q$ に射影したものの、すなわち観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ のうち、これまで選択された代表ベクトル $a_{q(1)}(f), \dots, a_{q(k)}(f)$ の線形和によって実現されるものである。残りの $e = X(f, \tau) - P \cdot X(f, \tau)$ は、他のベクトルによって実現され、具体的には以降のループ処理で選択される列(代表ベクトル) $a_{q(i)}$ によって実現される。

#### 【0037】

その後、順次、次の列を選択するため、列選択部16は、変数 $k$ に1を加えて新たな $k$ とし、ステップS13に戻る(ステップS18)。なお、残差ベクトル $e$ には、これまでに選択された代表ベクトル $a_{q(i)}$ と直交する成分しか含まれていないため、既に選択された代表ベクトルが、内積の絶対値 $|a_i(f)^H \cdot e| / \|a_i(f)\|$ の最大化基準のもと(ステップS14)で再び選択されることはない。

そして、ステップS13で、列選択部16が $k \leq M$ と判断すると( $\min(M, N)$ 個の代表ベクトル $a_i(f)$ を選択したことに相当)、列選択部16はステップS14~18のループ処理を終了させる。この時点では、選択済みのM個の代表ベクトル $a_q(i)$ が全空間を張ることになるため、残差ベクトル $e$ は0となる。ステップS14~18のループ処理が終了すると、列選択部16は、これまで選択したM個の代表ベクトル $a_q(i)$ を行列生成部17に送る。行列生成部17は、ステップS13~18の処理で選択されなかった推定混合行列 $A(f)$ の $N-M$ 個の代表ベクトル(列ベクトル) $a_i(f)$ を0とした、

【数17】

$$a_i'(f, \tau) = \begin{cases} a_i(f) & i \in \{q(1), \dots, q(M)\} \\ 0 & i \notin \{q(1), \dots, q(M)\} \end{cases} \quad \dots(21)$$

という列ベクトル $a_i'(f, \tau)$ を生成する(ステップS19)。さらに、行列生成部17は、式(21)の列ベクトル $a_i'(f, \tau)$ を列とする行列 $A'(f, \tau) = [a_1'(f, \tau), \dots, a_N'(f, \tau)]$ (「選択された $\min(M, N)$ 個の代表ベクトル $a_i(f)$ と $\max(N-M, 0)$ 個の0ベクトルとを列とした行列 $A'(f, \tau)$ 」に相当)を算出する(ステップS20)。なお、このように算出された行列 $A'(f, \tau)$ は、 $N \times M$ 行列であるが、そのうち $N-M$ 個の行は0ベクトルである。

このように生成された行列 $A'(f, \tau)$ は分離行列生成部18に送られ、分離行列生成部18は、そのムーア・ペンローズ型擬似逆行列 $A(f, \tau)^+$ を分離行列 $W(f, \tau)$ として生成する(ステップS7)。これは、 $N$ 個の代表ベクトル $a_i(f)$ の中の0個以上の当該代表ベクトルを0ベクトルに置換したM行N列の行列のムーア・ペンローズ型擬似逆行列であるN行M列の分離行列 $W(f, \tau)$ に相当する。

【0038】

生成された分離行列 $W(f, \tau)$ は、分離信号生成部19に送られ、分離信号生成部19は、この分離行列 $W(f, \tau)$ と、周波数領域変換部11から受け取った観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ とを用い、 $Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$ として分離信号成分 $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ を生成する(ステップS8)。なお、このように生成された分離信号成分 $Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)$ のうち $N-M$ 個の要素は必ず0になる。すなわち、ある離散時間 $\tau$ のみについてステップS11~S21の処理を行っただけでは、最大M個の分離信号成分しか知ることができない。そのため、本形態では、これまで説明したM個の代表ベクトル $a_i(f)$ の選択、行列 $A'(f, \tau)$ の生成、分離行列 $W(f, \tau)$ の算出、分離信号ベクトル $Y(f, \tau)$ の算出、及び時間領域のデータ $y_1(t), \dots, y_N(t)$ への変換の処理を、離散時間 $\tau$ ごとに行う。これにより、すべての分離信号成分を知ることができる。

【0039】

<本形態の効果>

[ $N > M$ でのブラインド信号分離]

以上説明した通り本形態では、センサ数が少ない( $N > M$ )状況でも、源信号がスパース性を備えていればブラインド信号分離が達成できる。その結果、センサの数を低減でき装置のコスト低減にも貢献できる。

[正規化の効果]

図4~9は、クラスタリング部12aで行われた正規化の効果を例示したプロットである。これらの例は、残響時間130msの部屋で1つ或いは2つの音声を2つのマイクで観測した場合の2773Hzにおける観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ のプロットである。なお、これらは2個のマイクで観測した例であるが、観測信号ベクトル $X(f, \tau)$ は周波数領域における複素ベクトルであるため、実数では4次元空間でのベクトルとなる。そのため、図4~9ではその4次元を4つの2次元空間に射影して表示した。なお、これらの図の「imag」は各観測信号の虚数項を示し、「real」は実数項を示す。また、



$X_1$  は第 1 のマイクで観測された観測信号に係るデータを示し、 $X_2$  は第 2 のマイクで観測された観測信号に係るデータを示している。

#### 【0040】

まず、1 音源の場合における正規化の効果を図 4～6 に示す。

図 4 は、正規化していない観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロットである。この例では、原点を中心にクラスタが形成されているが、そのクラスタから源信号 1 に関する代表ベクトル  $a_1(f)$  について有益な情報は得られない。一方、図 5 は、式 (9) により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロットである。この例では、原点からある特定の方向にサンプルが散布されている。この方向が推定すべき代表ベクトル  $a_1(f)$  に対応する。これは代表ベクトル  $a_1(f)$  を決定するうえでの有益な情報となる。また、図 6 は、式 (10) により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロットである。この例では、原点から離れた箇所にクラスタが形成されている。このクラスタの中心と原点を結ぶベクトルが推定すべき代表ベクトル  $a_1(f)$  に対応する。

#### 【0041】

次に、2 音源の場合における正規化の効果を図 7～9 に示す。

図 7 は、正規化していない観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロットである。この例の場合も、1 音源の場合と同様に、2 つの源信号に関して有益な情報は得られない。図 8 は、式 (9) により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロットである。この例の場合、原点から 2 つの方向にサンプルが散布している。そして、これら方向が推定すべき代表ベクトル  $a_1(f)$ 、 $a_2(f)$  に対応する。図 9 は、式 (10) により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロットである。この例では、原点から離れた箇所に 2 個のクラスタを形成されていることがわかる。そして、このクラスタの中心と原点を結ぶベクトルが推定すべき代表ベクトル  $a_1(f)$ 、 $a_2(f)$  に対応する。

#### 【0042】

[近似解法を用いた分解行列生成の効果]

前述したように、 $N > M$  の場合の分離行列  $W(f, \tau)$  の生成において最小化を厳密に行なった場合、その計算量は膨大なものになってしまう。例えば、 $N$  個の代表ベクトル  $a_1(f), \dots, a_N(f)$  から  $M$  個を選択する組合せは  ${}_N C_M$  個あるため、厳密に  $L_1$  ノルム (式 (19)) を極小化する組合せをみつけようとすれば、 ${}_N C_M$  個の組についての並び替えの処理等が必要となる。しかし、図 3 に示した近似解法では、センサの数  $M$  に相当する回数のループを繰り返せばよく、計算量は少なく済む。

#### 【0043】

なお、この発明は、上述の実施の形態に限定されるものではない。例えば、本形態では、センサの数が信号源の数に対して十分であるか否か、すなわち  $N \leq M$  であるか否かによって、分離行列  $W(f, \tau)$  の生成手順を相違させることとした。しかし、センサの数が信号源の数に対して十分であるか否かに係わらず同じルーチンを用いて分離行列  $W(f, \tau)$  を生成することとしてもよい。

図 10 は、このような例を説明するためのフローチャートである。

この変形例の場合、 $N \leq M$  であるか否かに係わらず、まず、列選択部 16 が、スケールンク問題解決部 14 から推定混合行列  $A(f)$  を受け取り、周波数領域変換部 11 から観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  を受け取り (ステップ S31)、残差ベクトル  $e$  を観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  で初期化し、変数  $k$  に 1 を代入する (ステップ S32)。そして、列選択部 16 が、 $k \leq \min(M, N)$  であるか否かを判断し (ステップ S33)、 $k \leq \min(M, N)$  であれば、 $|a_{q(u)}(f)^H \cdot e| / \|a_{q(u)}(f)\|$  ( $\alpha^H$  は  $\alpha$  の共役転置行列) を最大にする列  $a_{q(u)}(f)$  を選択し (ステップ S34)、選択済みのすべての列  $a_{q(u)}(f)$  ( $u = 1, \dots, k$ ) によって張られる部分空間を示す行列  $Q = [a_{q(1)}(f), \dots, a_{q(k)}(f)]$  を設定し (ステップ S35)、 $P = Q(Q^H Q)^{-1} Q^H$  を算出し (ステップ S36)、 $X(f, \tau) - P \cdot X(f, \tau)$  の演算結果によって残差ベクトル  $e$  を更新し (ステップ S37)、変数  $k$  に 1 を加えた値を新たな  $k$  として (ステップ S38)、ステップ S33 に戻る。すなわち、ステップ S33～

38の処理を $\min(M, N)$ 回繰り返す。なお、 $\min(M, N)$ とは、 $M$ 及び $N$ の何れか小さい方の値を意味し、 $\max(N-M, 0)$ とは、 $N-M$ 及び $0$ の何れか大きい方の値を意味する。

【0044】

その後、列選択部16は、これまで選択した $\min(M, N)$ 個の代表ベクトル $a_q(i)$ を行列生成部17に送る。これに対し、行列生成部17は、

【数18】

$$a_i'(f, \tau) = \begin{cases} a_i(f) & i \in \{q(1), \dots, q(\min(M, N))\} \\ 0 & i \notin \{q(1), \dots, q(\min(M, N))\} \end{cases} \quad \dots(22)$$

という列ベクトル $a_i'(f, \tau)$ を生成し(ステップS39)、ステップS33~38で選択された $\min(M, N)$ 個の代表ベクトル $a_i(f)$ と、 $\max(N-M, 0)$ 個の0ベクトルとを列とした行列 $A'(f, \tau) = [a_1'(f, \tau), \dots, a_N'(f, \tau)]$ を生成する(ステップS40)。このように生成された行列 $A'(f, \tau)$ は分離行列生成部18に送られ、分離行列生成部18は、そのムーア・ペンローズ型擬似逆行列 $A(f, \tau)^+$ ( $M=N$ の場合は逆行列 $W^{-1}$ に一致)を分離行列 $W(f, \tau)$ として生成する(ステップS41)。なお、これは $N$ 個の上記代表ベクトル $a_i(f)$ の中の0個以上の当該代表ベクトルを0ベクトルに置換した $M$ 行 $N$ 列の行列のムーア・ペンローズ型擬似逆行列である $N$ 行 $M$ 列の分離行列 $W(f, \tau)$ に相当する。

【0045】

また、上述の構成をコンピュータによって実現する場合、各機能の処理内容はプログラム(信号分離プログラム)によって記述される。そして、このプログラムをコンピュータで実行することにより、処理機能がコンピュータ上で実現される。

この処理内容を記述したプログラムは、コンピュータで読み取り可能な記録媒体に記録しておくことができる。コンピュータで読み取り可能な記録媒体としては、例えば、磁気記録装置、光ディスク、光磁気記録媒体、半導体メモリ等のようなものでもよいが、具体的には、例えば、磁気記録装置として、ハードディスク装置、フレキシブルディスク、磁気テープ等を、光ディスクとして、DVD(Digital Versatile Disc)、DVD-RAM(Random Access Memory)、CD-ROM(Compact Disc Read Only Memory)、CD-R(Recordable)/RW(ReWritable)等を、光磁気記録媒体として、MO(Magneto-Optical disc)等を、半導体メモリとしてEEPROM(Electronically Erasable and Programmable-Read Only Memory)等を用いることができる。

【0046】

また、このプログラムの流通は、例えば、そのプログラムを記録したDVD、CD-ROM等の可搬型記録媒体を販売、譲渡、貸与等することによって行う。さらに、このプログラムをサーバコンピュータの記憶装置に格納しておき、ネットワークを介して、サーバコンピュータから他のコンピュータにそのプログラムを転送することにより、このプログラムを流通させる構成としてもよい。

このようなプログラムを実行するコンピュータは、例えば、まず、可搬型記録媒体に記録されたプログラムもしくはサーバコンピュータから転送されたプログラムを、一旦、自己の記憶装置に格納する。そして、処理の実行時、このコンピュータは、自己の記録媒体に格納されたプログラムを読み取り、読み取ったプログラムに従った処理を実行する。また、このプログラムの別の実行形態として、コンピュータが可搬型記録媒体から直接プログラムを読み取り、そのプログラムに従った処理を実行することとしてもよく、さらに、このコンピュータにサーバコンピュータからプログラムが転送されるたびに、逐次、受け取ったプログラムに従った処理を実行することとしてもよい。また、サーバコンピュータから、このコンピュータへのプログラムの転送は行わず、その実行指示と結果取得のみによって処理機能を実現する、いわゆるASP(Application Service Provider)型のサービスによって、上述の処理を実行する構成としてもよい。なお、本形態におけるプログラ

ムには、電子計算機による処理の用に供する情報であってプログラムに準ずるもの（コンピュータに対する直接の指令ではないがコンピュータの処理を規定する性質を有するデータ等）を含むものとする。

【0047】

また、この形態では、コンピュータ上で所定のプログラムを実行させることにより、本装置を構成することとしたが、これらの処理内容の少なくとも一部をハードウェア的に実現することとしてもよい。

【産業上の利用可能性】

【0048】

本発明により、様々な干渉信号が発生する実環境において、干渉信号を抑圧し、目的信号のみを取り出すことが可能となる。例えば、音信号に対する応用例としては、音声認識器のフロントエンドとして働く音源分離システムなどが挙げられる。このシステムに本発明を適用することにより、話者とマイクとが離れた位置にあり、マイクが話者の音声以外を集音してしまうような状況でも、話者の音声のみを取り出して正しく音声を認識することが可能となる。

【図面の簡単な説明】

【0049】

【図1】本形態の信号分離装置の構成を例示したブロック図。

【図2】本形態の信号分離装置の処理を説明するためのフローチャート。

【図3】センサの数が不十分な場合（ $M < N$ ）における分離行列生成処理を説明するためのフローチャート。

【図4】1音源の場合の正規化していない観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロット

。【図5】1音源の場合において、式（9）により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロット。

【図6】1音源の場合において、式（10）により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロット。

【図7】2音源の場合の正規化していない観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロット

。【図8】2音源の場合において、式（9）により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロット。

【図9】2音源の場合において、式（10）により正規化した観測信号ベクトル  $X(f, \tau)$  のプロット。

【図10】センサの数が信号源の数に対して十分であるか否かに係わらず適用できる分離行列生成処理を説明するためのフローチャート。

【符号の説明】

【0050】

- 1 信号分離装置
  - 1 1 周波数領域変換部
  - 1 2 混合行列推定部
    - 1 2 a クラスタリング部
    - 1 2 b 代表ベクトル計算部
    - 1 2 c ベクトル統合部
  - 1 3 パーミュテーション問題解決部
  - 1 4 スケーリング問題解決部
  - 1 6 列選択部
  - 1 7 行列生成部
  - 1 8 分離行列生成部
  - 1 9 分離信号生成部
  - 2 0 時間領域変換部

【書類名】 図面  
【図 1】

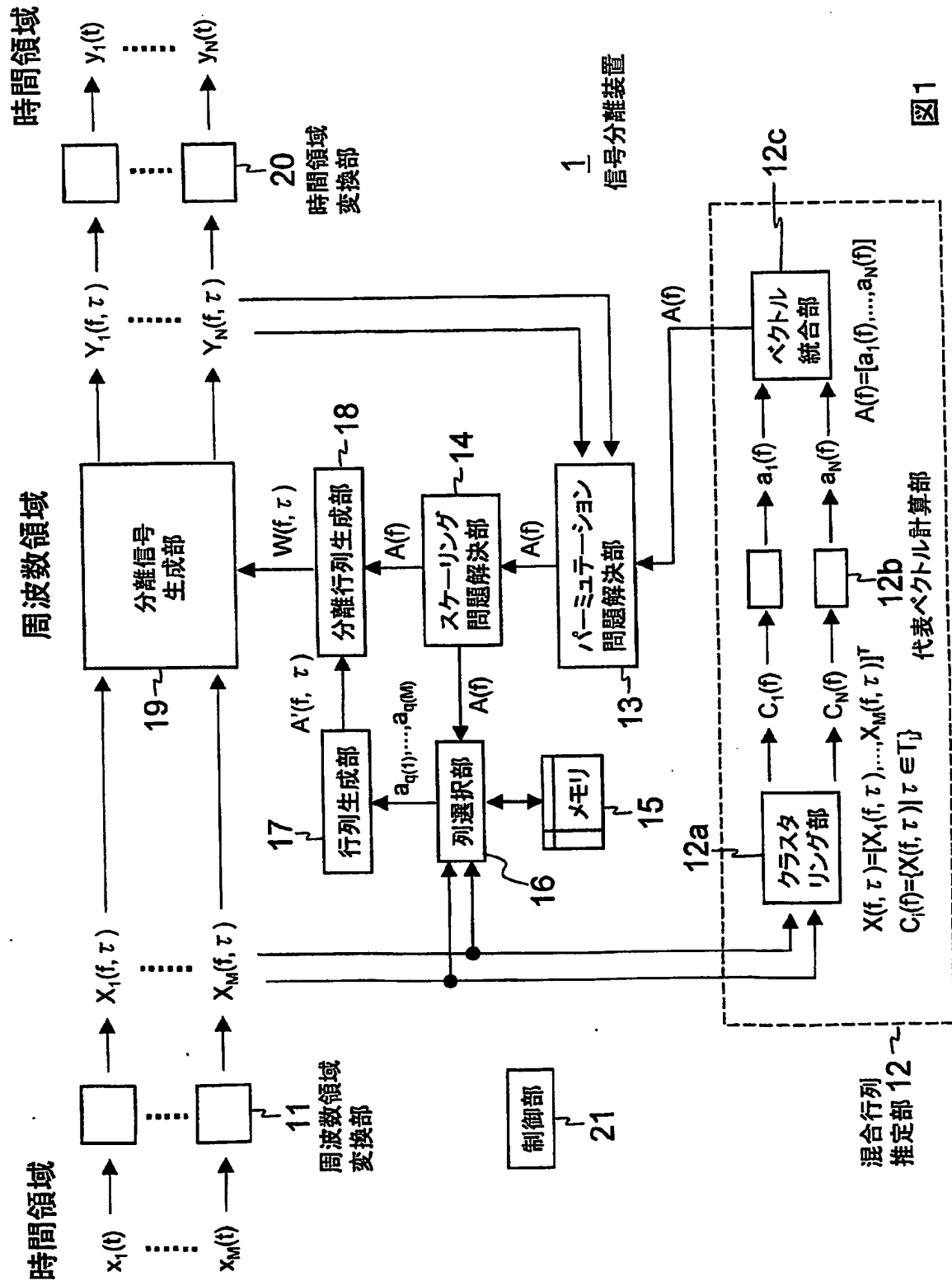


図 1

【図 2】

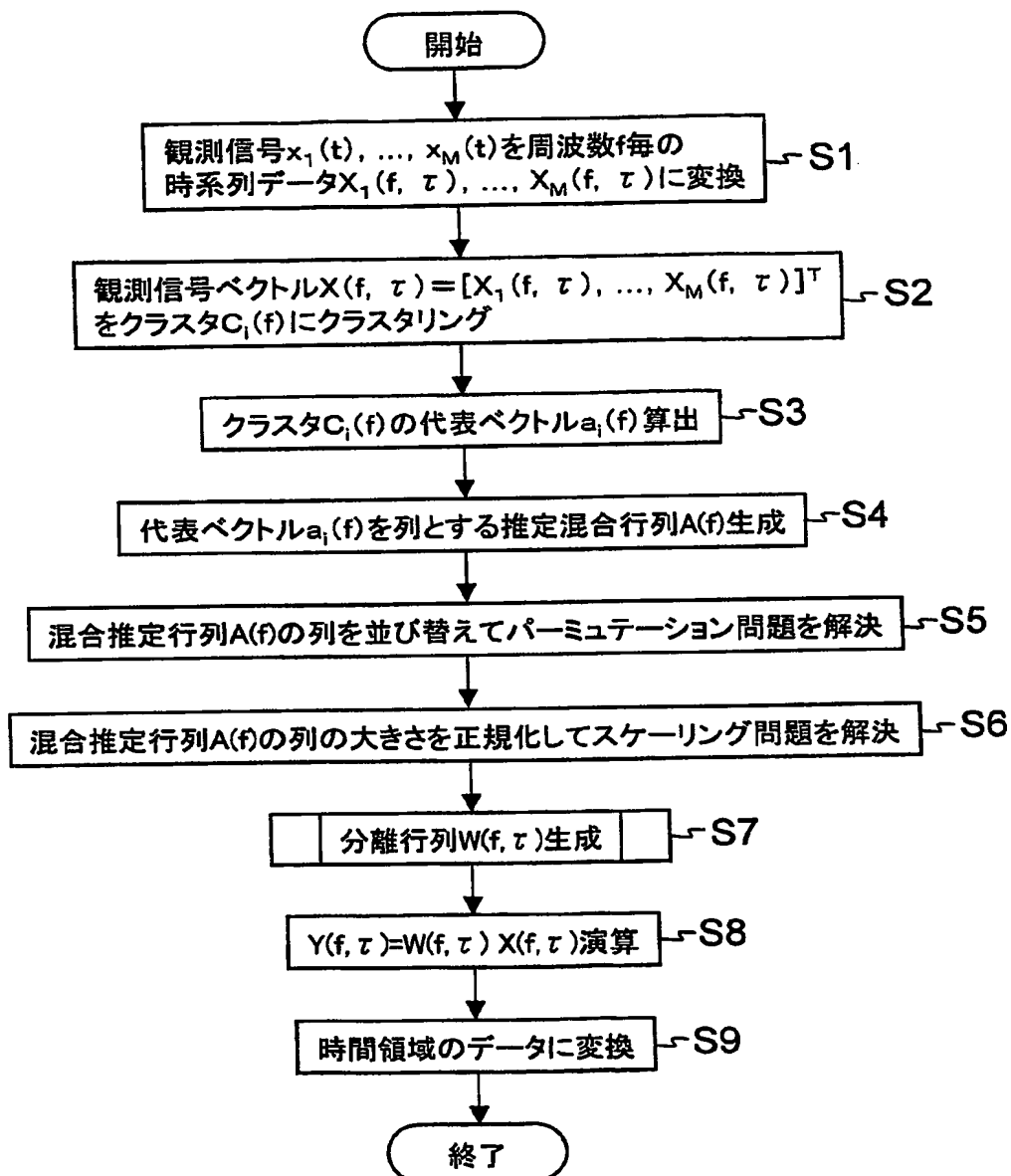


図2

【図3】

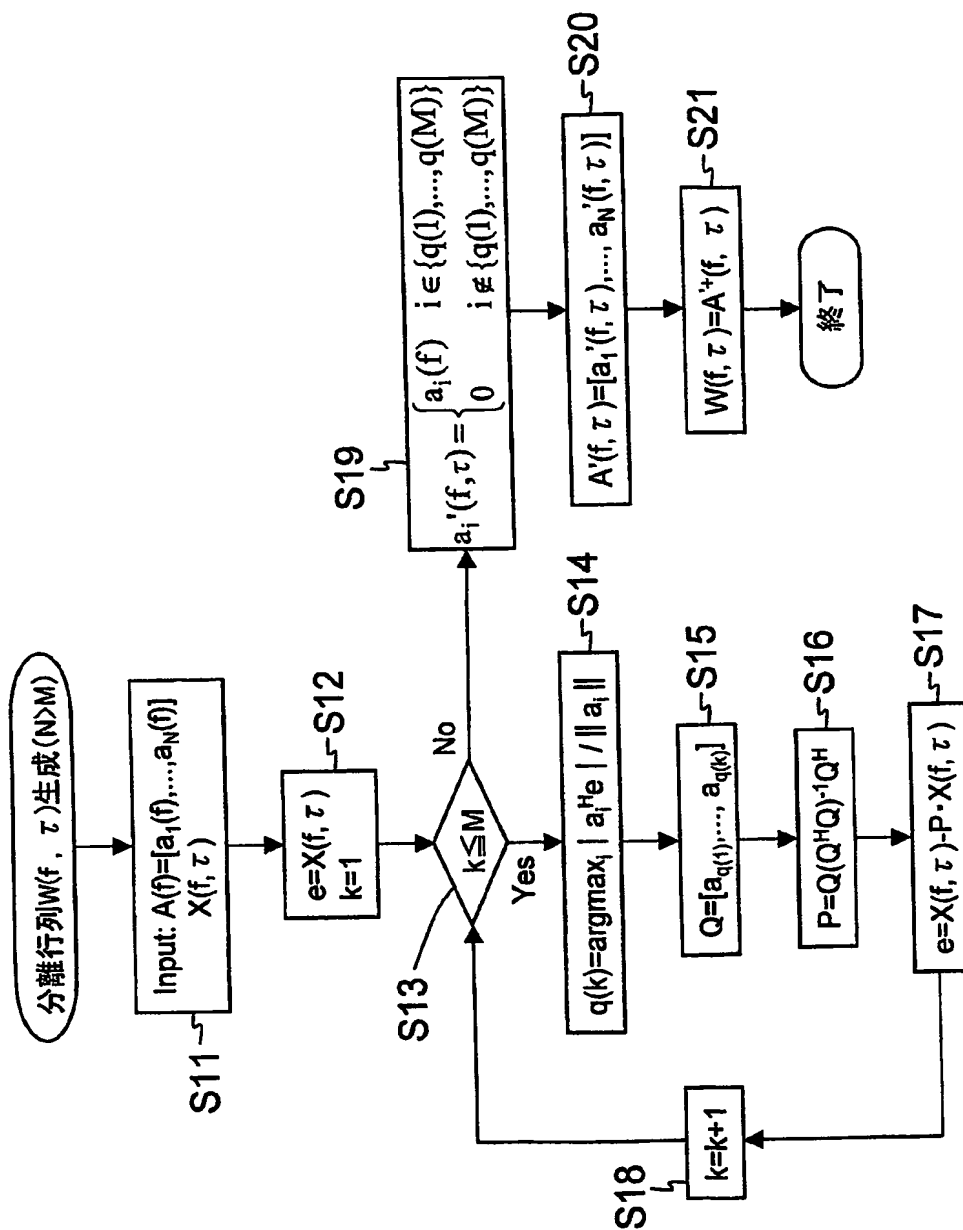
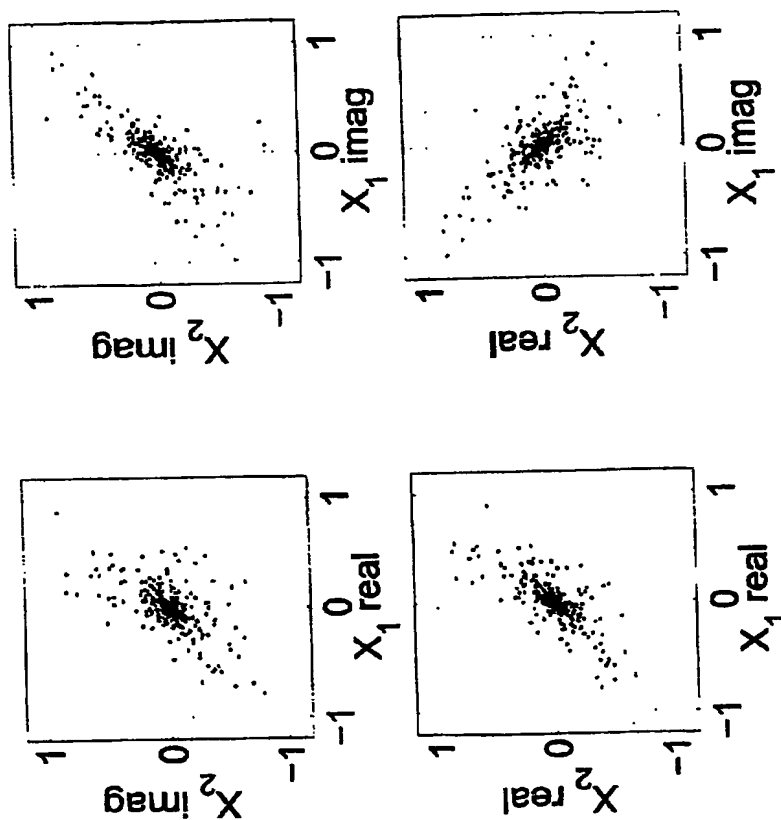


図3

【図 4】

図 4



【図5】

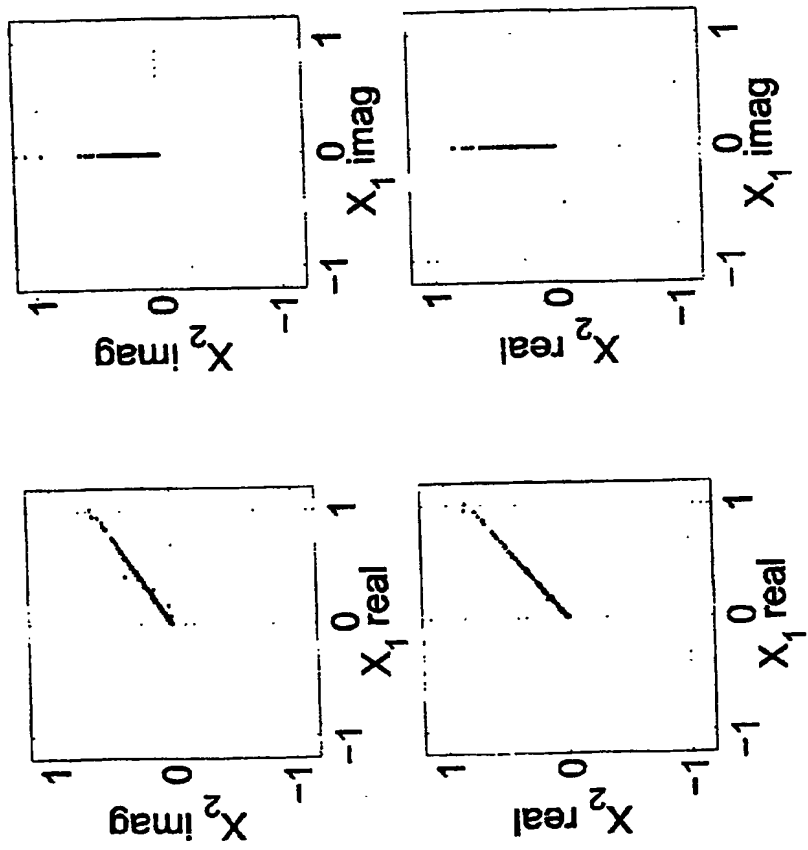
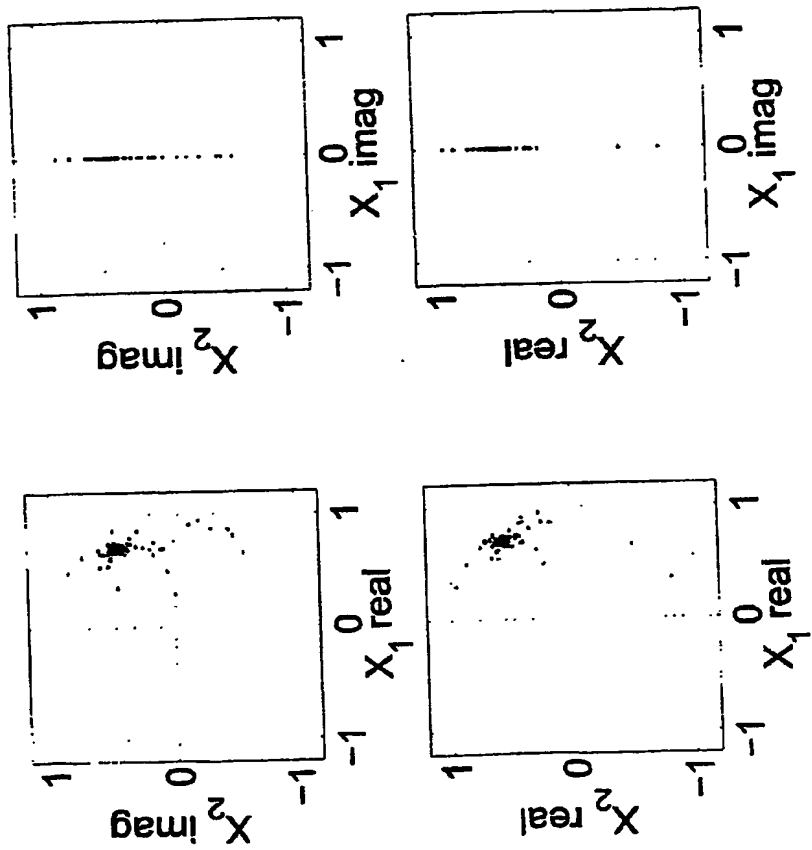


図5



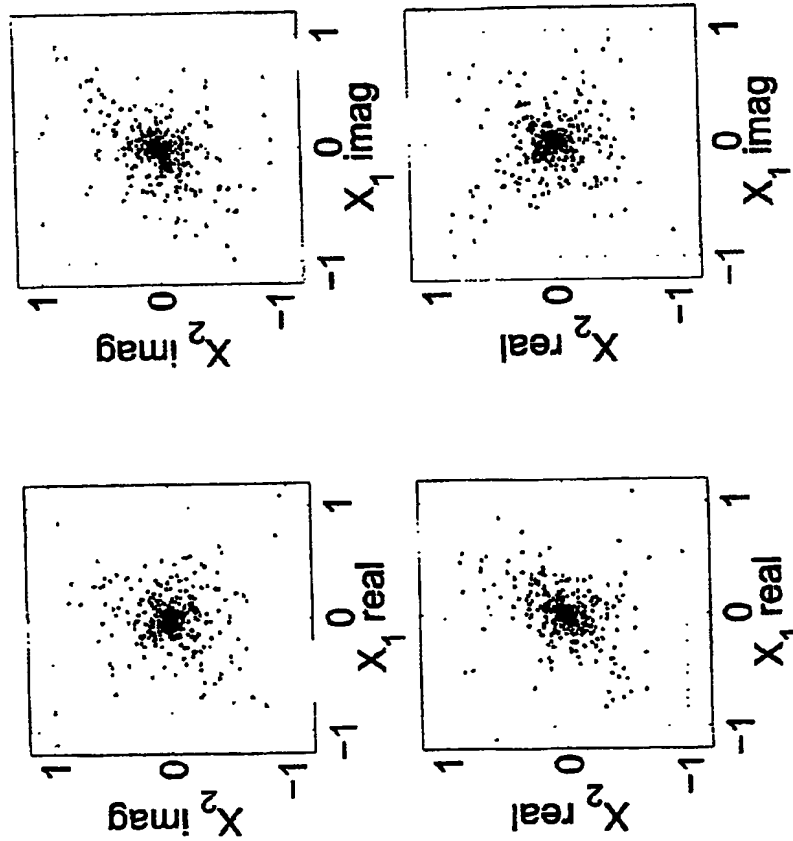
【図6】

図6



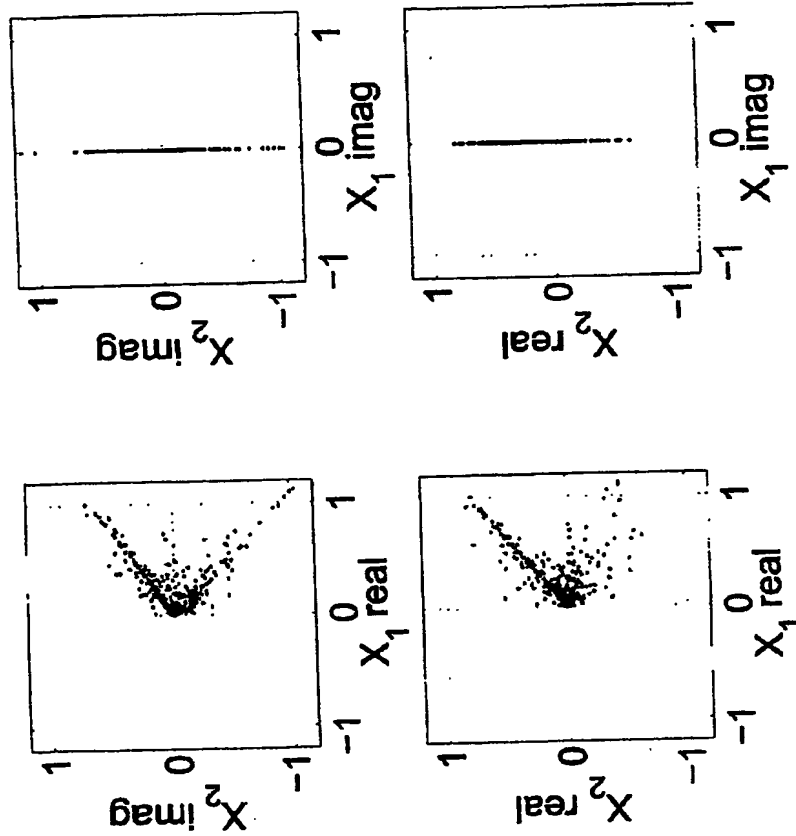
【図 7】

図 7



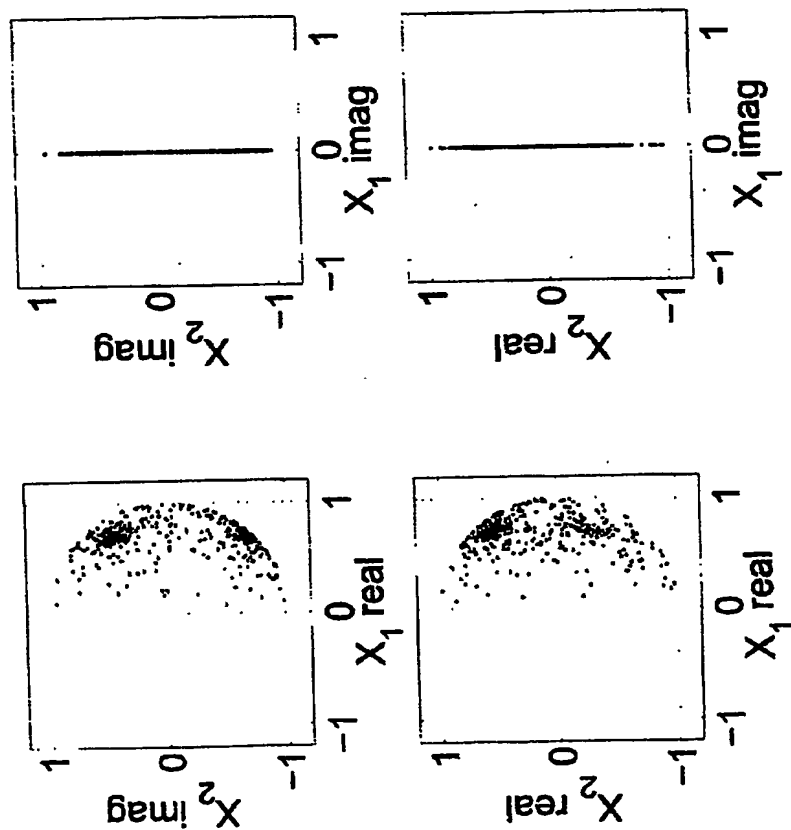
【図 8】

図 8



【図9】

図9



【図 10】

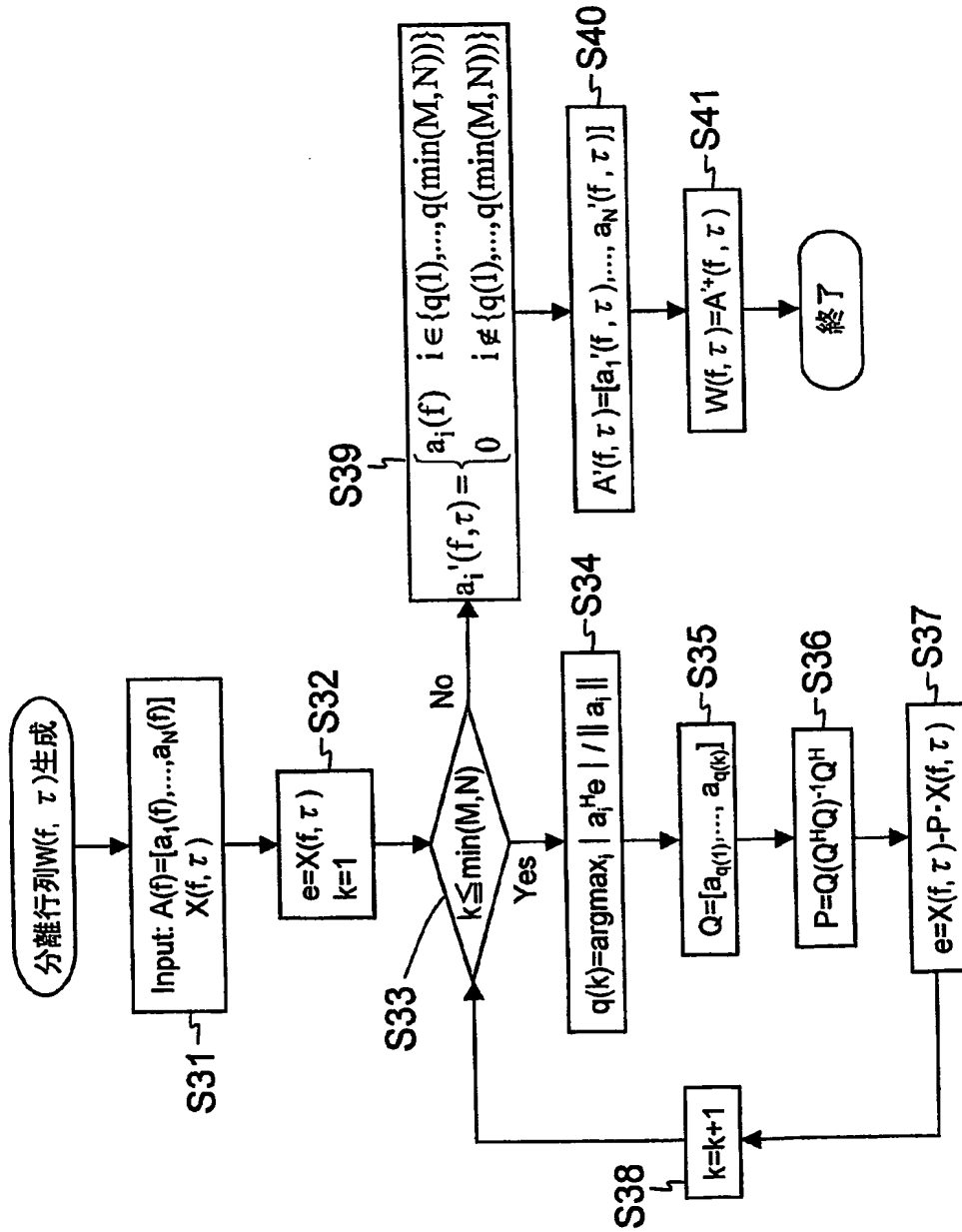


図10

【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 信号源の数 $N$ に対しセンサの数 $M$ が不十分な状況においてブラインド信号分離を行う。

【解決手段】 観測信号  $x_1(t), \dots, x_M(t)$  を、周波数  $f$  ごとの時系列データ  $X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)$  に変換し、その観測信号ベクトル  $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$  を、周波数  $f$  ごと  $N$  個ずつのクラスタ  $C_i(f)$  ( $i = 1, \dots, N$ ) にクラスタリングし、得られた  $N$  個のクラスタ  $C_i(f)$  の代表ベクトル  $a_i(f)$  を算出する。そして、 $M$  個の代表ベクトル  $a_i(f)$  を選択し、選択された  $M$  個の代表ベクトル  $a_i(f)$  と  $N-M$  個の  $0$  ベクトルとを列とした行列  $A'(f, \tau)$  を生成し、行列  $A'(f, \tau)$  のムーア・ペンローズ型擬似逆行列を分離行列  $W(f, \tau)$  とする。そして、 $Y(f, \tau) = W(f, \tau) X(f, \tau)$  の演算結果を時間領域のデータに変換して出力する。

【選択図】 図 1

特願 2 0 0 4 - 1 9 5 8 6 7

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号

[ 0 0 0 0 0 4 2 2 6 ]

1. 変更年月日

1 9 9 9 年 7 月 1 5 日

[変更理由]

住所変更

住 所

東京都千代田区大手町二丁目 3 番 1 号

氏 名

日本電信電話株式会社